

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования

«Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана

(национальный исследовательский университет)» (МГТУ им. Н.Э. Баумана)

ФАКУЛЬТ	ЕТ Информ	Информатика и системы управления (ИУ)		
КАФЕДРА		Искусственный интеллект в системах обработки информации и управления		
дисципл	ИСЦИПЛИНА Методы машинного обучения			
(ОТЧЕТ ПО ЛАБОІ	РАТОРНОЙ РА	БОТЕ №4	
	Д пгот	ритм Policy Iteration		
	-	лити гопсу петаноп ание работы		
		•		
Группа	ИУ5-25М			
Студент			Попов М.Ю.	
	дата выполнения работы	подпись	фамилия, и.о.	
Преподават	1		Гапанюк Ю. Е.	
		подпись	фамилия, и.о.	

Цель лабораторной работы: ознакомление с базовыми методами обучения с подкреплением.

Требования к отчету:

Отчет по лабораторной работе должен содержать:

- 1. титульный лист;
- 2. описание задания;
- 3. текст программы;
- 4. экранные формы с примерами выполнения программы.

Задание:

1. На основе рассмотренного на лекции примера реализуйте алгоритм Policy Iteration для любой среды обучения с подкреплением (кроме рассмотренной на лекции среды Toy Text / Frozen Lake) из библиотеки Gym (или аналогичной библиотеки).

Текст программы:

```
import gym
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from pprint import pprint
class PolicyIterationAgent:
    # Класс, эмулирующий работу агента
    def __init__(self, env):
        self.env = env
        # Пространство состояний
        self.observation dim = 500
        # Массив действий в соответствии с документацией
        # https://www.gymlibrary.dev/environments/toy_text/frozen_lake/
        self.actions_variants = np.array([0,1,2,3,4,5])
        # Задание стратегии (политики)
        # Карта 4х4 и 4 возможных действия
        self.policy probs = np.full((self.observation dim, len(self.actions v
ariants)), 0.25)
        # Начальные значения для v(s)
        self.state values = np.zeros(shape=(self.observation dim))
        # Начальные значения параметров
        self.maxNumberOfIterations = 1000
        self.theta=1e-6
        self.gamma=0.99
    def print policy(self):
        Вывод матриц стратегии
```

```
print('Стратегия:')
        pprint(self.policy probs)
    def policy_evaluation(self):
        Оценивание стратегии
        # Предыдущее значение функции ценности
        valueFunctionVector = self.state values
        for iterations in range(self.maxNumberOfIterations):
            # Новое значение функции ценности
            valueFunctionVectorNextIteration=np.zeros(shape=(self.observation
_dim
            ))
            # Цикл по состояниям
            for state in range(self.observation dim):
                # Вероятности действий
                action_probabilities = self.policy_probs[state]
                # Цикл по действиям
                outerSum=0
                for action, prob in enumerate(action_probabilities):
                    innerSum=0
                    # Цикл по вероятностям действий
                    for probability, next state, reward, isTerminalState in s
elf.env.P[state][action]:
                        innerSum=innerSum+probability*(reward+self.gamma*self
.state values[next state])
                    outerSum=outerSum+self.policy_probs[state][action]*innerS
um
                valueFunctionVectorNextIteration[state]=outerSum
            if(np.max(np.abs(valueFunctionVectorNextIteration-valueFunctionVe
ctor))<self.theta):</pre>
            # Проверка сходимости алгоритма
                valueFunctionVector=valueFunctionVectorNextIteration
            valueFunctionVector=valueFunctionVectorNextIteration
        return valueFunctionVector
    def policy_improvement(self):
        Улучшение стратегии
        qvaluesMatrix=np.zeros((self.observation_dim,
        len(self.actions variants)))
        improvedPolicy=np.zeros((self.observation_dim,
        len(self.actions_variants)))
        # Цикл по состояниям
        for state in range(self.observation_dim):
            for action in range(len(self.actions_variants)):
                for probability, next_state, reward, isTerminalState in self.
env.P[state][action]:
                    qvaluesMatrix[state,action]=qvaluesMatrix[state,action]+p
robability*(reward+self.gamma*self.state_values[next_state])
            # Находим лучшие индексы
            bestActionIndex=np.where(qvaluesMatrix[state,:]==np.max(qvaluesMa
```

```
trix
            [state,:]))
            # Обновление стратегии
            improvedPolicy[state,bestActionIndex]=1/np.size(bestActionIndex)
        return improvedPolicy
    def policy_iteration(self, cnt):
        Основная реализация алгоритма
        policy_stable = False
        for i in range(1, cnt+1):
            self.state_values = self.policy_evaluation()
            self.policy_probs = self.policy_improvement()
        print(f'Алгоритм выполнился за {i} шагов.')
def play_agent(agent):
    env2 = gym.make('Taxi-v3', render_mode='human')
    state = env2.reset()[0]
    done = False
    while not done:
        p = agent.policy_probs[state]
        if isinstance(p, np.ndarray):
            action = np.random.choice(len(agent.actions_variants), p=p)
        else:
            action = p
        next_state, reward, terminated, truncated, _ = env2.step(action)
        env2.render()
        state = next state
        if terminated or truncated:
            done = True
def main():
    # Создание среды
    env = gym.make('Taxi-v3')
    # Создание среды
    env = gym.make('Taxi-v3')
    env.reset()
    # Обучение агента
    agent = PolicyIterationAgent(env)
    agent.print policy()
    agent.policy iteration(1000)
    agent.print_policy()
    # Проигрывание сцены для обученного агента
    play_agent(agent)
main()
Стратегия:
array([[0.25, 0.25, 0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25, 0.25, 0.25],
       [0.25, 0.25, 0.25, 0.25, 0.25, 0.25]
```

```
Алгоритм выполнился за 1000 шагов.
Стратегия:
```